

SISTEMA DE CLASIFICACIÓN DE MATERIAS PRIMAS MEDIANTE ESPECTROSCOPÍA ÓPTICA DE IMAGEN

Pilar B. García-Allende⁽¹⁾, Olga M. Conde⁽¹⁾, Ana M. Cubillas⁽¹⁾, César Jáuregui⁽²⁾, J. Mirapeix⁽¹⁾ y José M. López-Higuera⁽¹⁾.

bga@teisa.unican.es, olga.conde@unican.es, ana@teisa.unican.es, cjm@orc.soton.ac.uk, mirapeixjm@unican.es e higuera@teisa.unican.es.

⁽¹⁾ Dpto. TEISA. Universidad de Cantabria . Avda. Los Castros s/n – 39005 Santander, España.

⁽²⁾ Optoelectronics Research Centre University of Southampton SO17 1BJ, UK

Abstract- A non-intrusive, non-contact, real-time system for the detection of non desirable material in raw material chains on industry environments is presented. Through a spatial optical spectroscopic technique, scene line spectrographs based on the Visible-Near Infrared (Vis-NIR) reflectance of the material under study, are obtained. To reach a representative *spectral fingerprint*, the large amount of data is compressed using Principal Component Analysis (PCA) fast algorithm prior to the classification made by a Neural Network. The technique has been successfully checked on the tobacco industry. However, instead of tobacco leaves, other materials can be discriminated or classified using this technique.

I. INTRODUCCIÓN

En numerosos sectores industriales el proceso de clasificación de materias primas en la línea de producción es fundamental. En él se requiere clasificar la materia prima en diversos niveles de calidad para posteriormente discriminar el material deseado de las impurezas que pueden acompañarlo. Por ejemplo, en el caso particular de la industria tabacalera, junto con las hojas de tabaco se pueden encontrar una gran variedad de materiales: plástico, cartón, papel, etc. Estos “defectos” deben ser eliminados antes del proceso de fabricación de cigarros. Para ello, su presencia y posición espacial deben ser determinadas para eliminarlos automáticamente de la cinta transportadora de la cadena de producción. Se requiere, por tanto, fiabilidad, operación en tiempo real así como que el sistema de medida no afecte al proceso de fabricación. Esto hace muy adecuado el empleo de técnicas ópticas que son inherentemente no intrusivas.

La espectroscopía de imagen permite determinar simultáneamente las componentes ópticas del espectro y la posición espacial de un objeto en una superficie. El movimiento de la cinta transportadora bajo el sistema de clasificación forma la otra dimensión espacial. La principal ventaja es que las componentes espectrales de toda una línea de visión son medidas a la vez, y además pueden procesarse todas juntas. Esto facilita la operación en tiempo real. Para capturar simultáneamente las dos dimensiones, espectral y espacial, se utiliza un dispositivo Prisma-Grating-Prisma (PGP) [1]. La espectroscopía de imagen basada en este tipo de dispositivos hiperspectrales ha sido ampliamente utilizada en aplicaciones medioambientales de

monitorización de la superficie de la tierra, pero el número de referencias que se pueden encontrar en otros campos: industrial [2], biológico [3] ó agro-alimentario [4-5], entre otros, es muy reducido.

En este artículo se presenta un sistema basado en espectroscopia de imagen, no destructivo, sin contacto y que opera en tiempo real para el control de calidad en la industria. Las imágenes adquiridas son procesadas y la identificación de materiales es realizada empleando una Red Neuronal (ANN, Artificial Neural Network).

Para facilitar la operación en tiempo real se aplica, previamente a la clasificación, un algoritmo de extracción de la información relevante del espectro, denominada *huella espectral* del material, mediante un método basado en el procesado de autovalores y autovectores: Análisis de Componentes Principales (PCA, *Principal Component Analysis*) [6].

Para la identificación y/o clasificación del material se emplea una red neuronal [7-8] debido a su elevada velocidad de respuesta una vez entrenada. Además, el mencionado pre-procesado PCA sirve para reducir la dimensionalidad del problema, favoreciendo e incrementando el rendimiento temporal de la red neuronal.

El tabaco ha sido exitosamente empleado para demostrar experimentalmente la validez de la técnica presentada.

El artículo se divide en las seis secciones siguientes: en la Sección 2 se introduce la espectroscopia de imagen como el fenómeno físico en el que se basa el método de clasificación. La Sección 3 presenta el procesado a que se someten las imágenes espectrales. En la Sección 4 se describe el montaje óptico y sus componentes. Para finalizar, en las Secciones 5 y 6, se presentan los resultados y principales conclusiones del trabajo.

II. ESPECTROSCOPÍA DE IMAGEN

Se entiende por espectroscopía la monitorización de la interacción de elementos y compuestos con la luz en base a la medida de la intensidad y la energía radiante, con el objeto de estudiar su estructura molecular y dinámica. En el caso particular de espectroscopia de absorción, el elemento que interacciona con la luz es un compuesto pasivo que absorbe

los fotones emitidos dependiendo de su longitud de onda, “*firma espectral*”. La luz que no es absorbida puede ser transmitida o reflejada difusamente en la muestra del compuesto. La medida de esta reflectancia difusa permite obtener la “*huella espectral*” y por tanto puede emplearse para identificar el material.

Mientras que en los espectrómetros tradicionales la reflectancia medida es el resultado de la integración en toda la superficie de la muestra, mediante un espectroscopio de imagen se puede medir el espectro en todos los puntos de una línea de imagen con una determinada resolución espacial. El resultado son imágenes como las presentadas en la Figura 1. El eje horizontal es el eje espacial mientras que el vertical es el eje espectral. De este modo, cada línea vertical de la imagen se corresponde con el espectro de la reflectancia difusa en cada posición espacial. Si consideramos los dos píxeles (x_b, λ_b) y (x_o, λ_o) se ve que el primero es más brillante, lo cual quiere decir que la reflectancia difusa es mayor. A la vista de las imágenes se puede intuir la gran cantidad de información generada en el proceso y la necesidad de introducir técnicas de compresión.

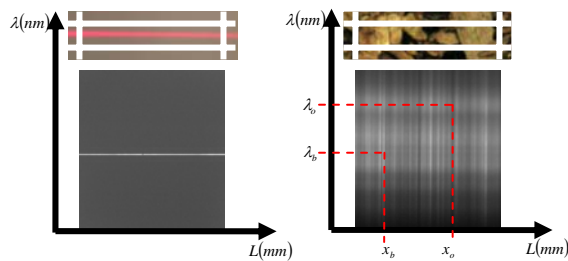


Fig. 1. a) Imagen de un láser con una longitud de onda de emisión de 670 nm a lo largo de una línea de 2 cm de longitud. b) Imagen obtenida iluminando tabaco.

III. SISTEMA OPTOELECTRÓNICO

En la Figura 2 se muestra un diagrama de bloques global del sistema propuesto. Los espectros de la reflectancia difusa de cada línea son obtenidos en la unidad de adquisición mediante un espectroscopio de imagen. A continuación, dichos espectros son procesados mediante PCA en el bloque de compresión de datos. Por último, una red neuronal, entrenada adecuadamente, realiza la discriminación entre la materia prima y las impurezas o defectos.

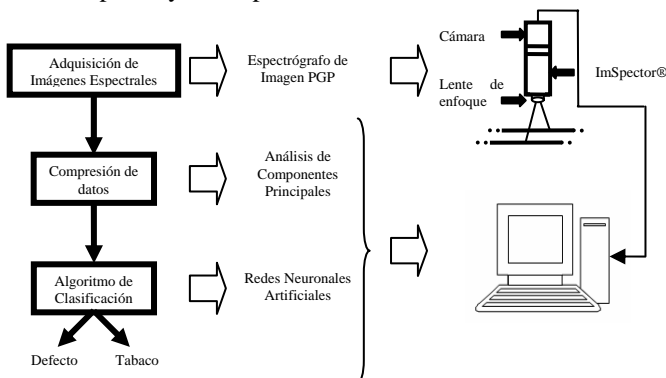


Fig. 2. Diagrama de bloques del sistema de clasificación desarrollado.

La adquisición de imágenes espectrales está basada en un espectroscopio de imagen con configuración PGP. Es un

elemento totalmente pasivo conectado entre una lente de enfoque y una cámara de blanco y negro 640 x 480 equipada con interfaz de comunicación IEEE1394.

En el bloque de compresión de datos se realiza la compresión de ambos ejes de la imagen, espacial y espectral. En el primero sólo se realiza un promediado de cada 5 posiciones espaciales, pasando de las 480 iniciales a 96. Esto permite una reducción del ruido sin afectar a los resultados, dada la baja resolución espacial de sistema mecánico de extracción de defectos en la cadena de producción. En la compresión del eje espectral se emplea el Análisis de Componentes Principales, pero no se hace como en su aplicación característica a compresión de imágenes. En el caso de imágenes espectrales no se reduce el número de las mismas. Solamente se expresa el espectro de cada posición espacial en una nueva base, de menor dimensión, pero manteniendo las características fundamentales del espectro. Es decir, se realiza la compresión del eje espectral simultáneamente con una eliminación de la redundancia existente en el mismo como consecuencia de la elevada resolución espectral del espectroscopio. De este modo, se pasa de las 640 longitudes de onda iniciales a 18, que, unido a la compresión del eje espacial, implica una tasa de compresión total de 99.4%. Lo más importante es que esta reducción no ocasiona errores significativos en la clasificación.

En la bloque de clasificación se han considerado diversos algoritmos de interpretación espectral: lineales como el Mapeado del Ángulo Espectral (SAM, *Spectral Angle Mapper*) [9] y no lineales como las Redes Neuronales Artificiales [7-8]. Mientras que los primeros no proporcionaron los resultados esperados, la red neuronal, con la topología y entrenamiento adecuados, era capaz de distinguir los defectos y separarlos del material de interés con un tiempo de respuesta breve.

La topología de la red neuronal consta de dos capas, la de entrada con 10 neuronas y la de salida con una única neurona. La salida de dicha red será un ‘1’ si detecta tabaco y ‘0’ si se encuentra un defecto. El entrenamiento es supervisado y del tipo *Backpropagation*.

IV. MONTAJE EXPERIMENTAL

Como se anticipó en la Figura 2 consta de una lente de enfoque, un espectroscopio de imagen PGP, una cámara monocromática y un computador equipado con el interfaz IEEE1394. En la Figura 3 se puede ver una fotografía del montaje realizado en el laboratorio y un esquema reflejando la implementación en línea de producción.

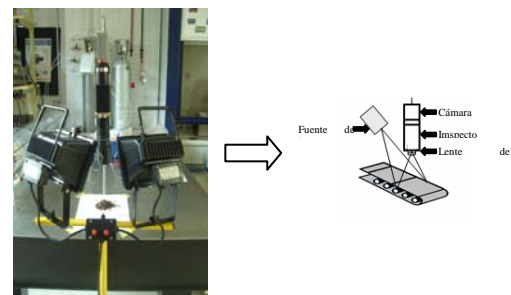


Fig. 3. Fotografía del montaje empleado en el laboratorio y esquema del montaje en línea de producción.

Como sistema de iluminación se han empleado dos focos halógenos de 500W de potencia cada uno.

El espectroscopio de imagen empleado ha sido el equipo comercial denominado ImSpector en su versión V10E, cuyo rango espectral va desde 400 a 1000nm aproximadamente y por tanto es la adecuada en el rango Vis-NIR que se está considerando para la clasificación. El eje más corto suele ser el espectral pero aquí el espectrógrafo se ha girado 90° para obtener un rango espectral más amplio.

La selección de la cámara depende de la aplicación pero el ImSpector está diseñado para detectores estándar de 2/3" como es el de la cámara monocromática Pixelink PL-A741 MV que aquí se ha empleado. Por último, la lente de enfoque elegida ha sido la Zoom 7000 de Navitar.

Una vez montado el sistema, y antes de proceder a la captura de imágenes espectrales, se deben realizar los procesos de calibración espacial y espectral. La calibración espacial consiste en obtener las dimensiones, longitud y anchura, de la línea de visión. Éstas dependen del tamaño de la ranura del ImSpector, de la distancia entre el objetivo y la lente de enfoque y de la distancia focal de esta última. Para ello se ha empleado un patrón de franjas. La calibración espectral consiste en la definición de este eje. Para ello se han empleado varias fuentes de luz de longitudes de onda previamente conocidas: un láser de 670 nm y una lámpara de Hg-Ar con múltiples líneas de emisión. En la Tabla 1 se resumen las principales características del sistema de medida.

Rango espectral ImSpector V10E	400–1000nm
Resolución espectral	2.8 nm
Longitud de la línea de visión	2 cm
Resolución espacial	41.667 μm
Resolución espacial después del promediado	208.333 μm

Tabla 1: Resumen de las principales especificaciones del sistema

V. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Como ya se ha mencionado, la técnica desarrollada ha sido exitosamente empleada en la industria tabacalera. Las hojas de tabaco utilizadas fueron proporcionadas por la compañía Altadis y junto a ellas se consideraron diversos materiales para ser discriminados de éstas: madera, cartón, plásticos de diversos colores, cuero, hojas de otros vegetales, hilo, papel de aluminio y papel de caramelo. La Tabla 2 resume e ilustra los resultados obtenidos. Recoge en columnas la siguiente información:

I. Fotografía de la muestra analizada, en la que las líneas blancas delimitan la línea iluminada. Después del promediado se tienen 96 posiciones espaciales diferentes en esa línea.

II. Zoom de la región capturada por el sistema junto con una breve descripción.

III. Las imágenes espectrales. El eje horizontal es el eje espacial con el origen en la izquierda, al igual que en las fotografías reales. El eje vertical es el eje espectral con la longitud de onda mínima en la parte inferior.

IV. Resultados de clasificación proporcionados por la red neuronal. Si en una posición espacial particular se tiene un '1' esto indica que se corresponde con tabaco y si aparece un '0' indica la existencia de un defecto en ese punto. Los resultados obtenidos impresos en verde se corresponden con la aplicación de PCA previamente a la clasificación en la red neuronal y en rojo si no se aplica preprocesado PCA.

En la fase de entrenamiento se ha considerado la cinta transportadora como tabaco. De este modo se consigue no generar "falsas alarmas" de defectos cuando se produzca ausencia de hojas de tabaco sobre la misma. Resaltar únicamente que cuando, debido a la resolución del sistema, defecto y hoja de tabaco comparten la misma posición espacial, la reflectancia difusa es el resultado de la combinación de la de ambos materiales. Esto puede ocasionar diferentes resultados en caso de aplicar PCA previamente a la clasificación o en caso de no hacerlo. Sin embargo, esto no es un problema debido a la baja resolución espacial del sistema mecánico de extracción de defectos. Por lo tanto, con unos resultados igualmente válidos, la clasificación mediante la compresión PCA se realiza en un tiempo inferior en un 44% al caso de no aplicarla. Esta comparación se ha realizado en un procesador Pentium® 4 de 2GHz con 1GB de memoria DDR-RAM de 2.01GHz, obteniéndose un tiempo de clasificación medio de 230ms frente a los 410ms que se tienen en caso de no aplicar compresión PCA. Estos datos reflejan la mejora en el rendimiento en tiempo real introducida por el preprocesado.

VI. CONCLUSIONES

En este trabajo se ha diseñado, construido y validado un sistema no intrusivo, sin contacto que operando en tiempo real, realiza un control de calidad de la materia prima en una línea de producción industrial.

Mediante el empleo de la espectroscopía de imagen se miden simultáneamente las componentes del espectro óptico de todas las posiciones espaciales a lo largo de la línea de visión sin necesidad de realizar un escaneado mecánico y reduciendo por tanto los tiempos de adquisición y procesado.

Como algoritmo de interpretación se ha empleado una red neuronal con la topología y entrenamiento adecuados. De entre las razones de emplear una red neuronal se deben destacar su adaptabilidad a problemas no lineales, su capacidad de reconfiguración ante variaciones de las entradas, pero fundamentalmente, para lograr la operación en tiempo real, su velocidad de respuesta prácticamente instantánea una vez entrenadas. Además, la velocidad aquí se ha mejorado mediante la aplicación de PCA previa a la clasificación en la red neuronal. Los resultados mostrados en la Tabla 2 demuestran la eficiencia de la red diseñada en la discriminación de defectos y tabaco.

Esta estrategia de clasificación de imágenes espectrales aplicando PCA y ANN puede extenderse a la clasificación de otros materiales. Bastará con caracterizar el espectro del material bajo estudio y entrenar convenientemente la red. Dados los resultados obtenidos esta técnica es adecuada para

su empleo en la monitorización en diversas líneas de producción industriales.

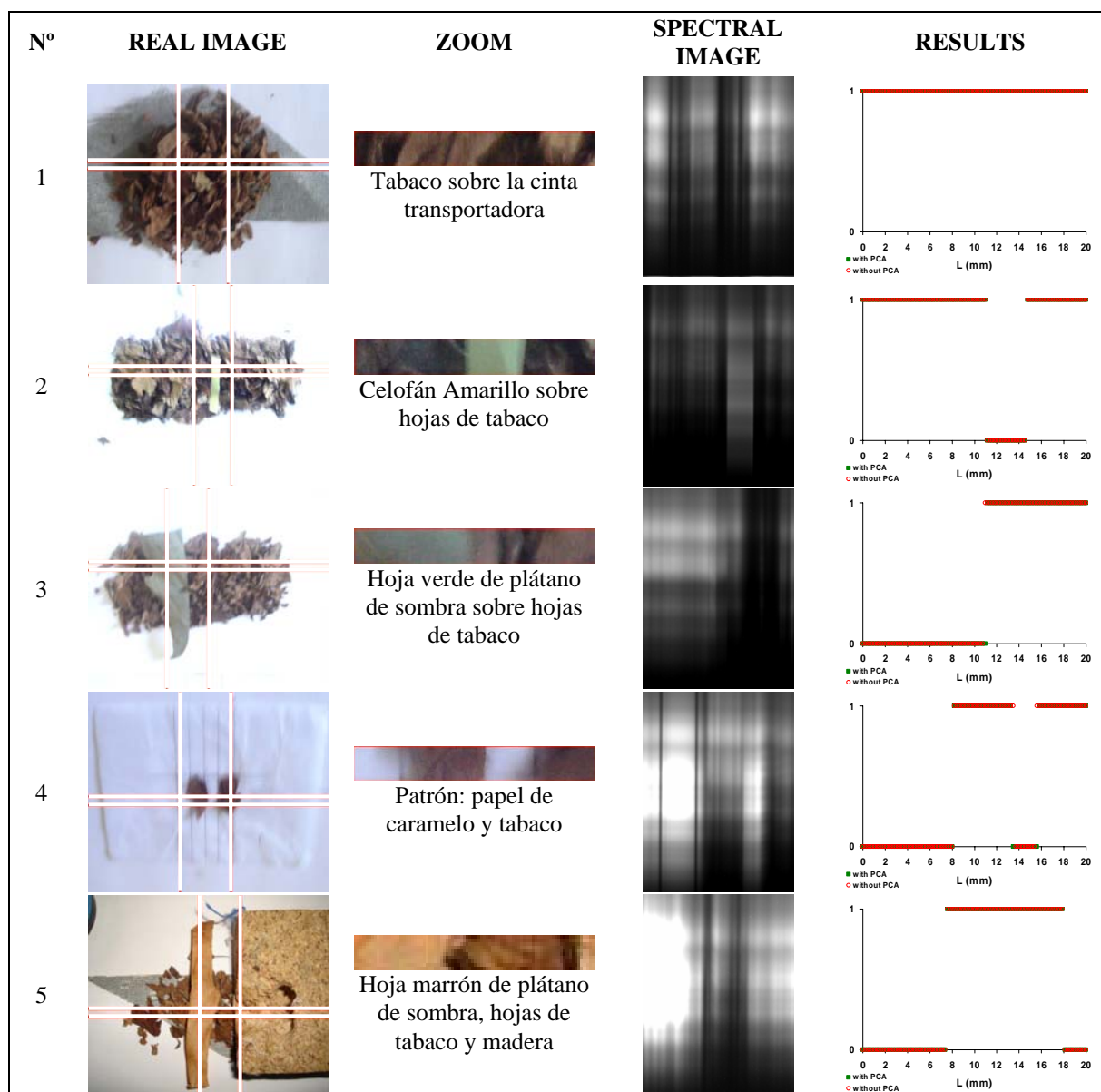


Tabla 2: Resultados de clasificación

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo ha sido en parte realizado con los medios aportados por los proyectos CICYT TEC2004-05936-C02-02/MIC y TEC2005-08218-C02-02.

REFERENCIAS

- [1] T. Vaarala, M. Aikio and H. Keraenen, "An advanced prism-grating-prism imaging spectrograph in online industrial applications", *Proceedings of the SPIE*, Vol-3101 (1997) 322 330.
- [2] E. Herrala, T. Hyvarinen, O. Voutilainen and J. Lammasniemi, "An optoelectronic sensor system for industrial multipoint and imaging spectrometry", *Sensors and Actuators A*, Vol-1-A61 (1997) 335 338.
- [3] G. Zavattini, S. Vecchi, R.M. Leahy, D.J. Smith and S.R. Cherry, "A hyperspectral fluorescence imaging system for biological applications", *IEEE Nuclear Science Symposium*, Piscataway, USA, Oct.19-25, 2003, Vol-2, pp. 942-946.
- [4] B. Park, K.C. Lawrence, W.R. Windham, D.P. Smith and P.W. Feldner, "Hyperspectral imaging for food processing automation", *Proceedings of the SPIE*, Vol-4816 (2002) 308 316.
- [5] J. Xing, C. Bravo, Pál T. Jancsó, H. Ramon and J. Baerdemaeker, "Detecting Bruises on *Golden Delicious* Apples using Hyperspectral Imaging with Multiple Wavebands", *Biosystems Engineering*, Vol-90 (2005) 27 36.
- [6] J. Workman Jr, A.W. Springsteen, *Applied Spectroscopy*. "A Compact Reference for Practitioners", 1st ed., Academic Press Limited, London 1998.
- [7] C. H. Chen., "Fuzzy Logic and Neural Network Handbook", McGraw Hill, New York, 1996.
- [8] F. Girosi, J. Makhoul, E. Mano lakos and E. Wilson, "Neural Networks for Signal Processing V", *Proc. Of the 1995 IEEE Workshop*, IEEE Press, New York, 1995.
- [9] G. Girouard, A. Bannari, A. El Harti and A. Desrochers, "Validated Spectral Angle Mapper Algorithm for Geological Mapping: Comparative Study between Quickbird and Landsat-TM", *Geo-Imagery Bridging Continents*, Istanbul, Jul.12-23, 2004, pp. 599-604.